

# 基于改进 YOLOv8n 模型的轨道交通 轨枕精确定位技术\*

闫晓夏<sup>1</sup> 郭建钦<sup>1</sup> 翟胡超<sup>2</sup> 刘玉涛<sup>1</sup> 李俊鑫<sup>1</sup> 王亮先<sup>1</sup>

(1. 铁科院(深圳)研究设计院有限公司, 518034, 深圳; 2. 广东城际铁路运营有限公司, 511458, 广州)

**摘要** [目的]在轨道交通检测监测中,轨道的精确里程信息对于检测数据的高效利用具有重要作用,因此需要研究并设计一种轨枕精确定位技术。[方法]由于轨道视频巡检系统采集图像并进行里程定位存在一定误差,故采用 YOLOv8n 目标检测模型对巡检图像的轨枕和地面电子标签进行定位和里程校正。基于 YOLOv8n 模型,使用全新的(增强交并比)方法,通过损失函数改进和轨枕计数的结构约束优化提出了一种基于改进 YOLOv8n 模型的轨枕目标检测模型 YOLOv8n\_SC。创新地引入结构优化算法,解决了轨枕被分割在前后 2 张图像内的计数问题,对重复检测和漏检问题进行结构化约束补齐。以广州某市域地铁线路为例,采用改进后的 YOLOv8n\_SC 模型对线路轨枕和电子标签进行检测和里程校正,极大改善了对轨枕的漏检和误检。[结果及结论]经上述改进和约束后的轨枕精确定位模型 YOLOv8n\_SC 显著提高了轨枕的定位精度,实现了轨枕级的精确里程定位方法,轨枕定位准确率达 100%。在不增加系统设备情况下,YOLOv8n\_SC 模型提高了巡检图像采集系统的里程精度,使系统具有较好的可实施性。

**关键词** 轨道交通;轨枕定位;目标识别;里程校正;结构约束

**中图分类号** U216.3

**DOI**:10.16037/j.1007-869x.20255273

## Precise Rail Transit Sleeper Positioning Technology Based on Improved YOLOv8n Model

YAN Xiaoxia<sup>1</sup>, GUO Jianqin<sup>1</sup>, ZHAI Huchao<sup>2</sup>, LIU Yutao<sup>1</sup>, LI Junxin<sup>1</sup>, WANG Liangxian<sup>1</sup>

(1. Shenzhen Research and Design Institute of CARS, 518034, Shenzhen, China; 2. Guangdong Intercity Railway Operation Co., Ltd., 511458, Guangzhou, China)

**Abstract** [Objective] In rail transit inspection and monitoring, accurate mileage information of the track plays a critical role in the efficient utilization of inspection data. Therefore, it is necessary to study and design a precise sleeper localization technology. [Method] Due to certain errors in mileage posi-

tioning from images captured by track video inspection systems, the YOLOv8n object detection model is adopted to locate sleepers and ground electronic tags in inspection images and perform mileage correction. Based on the YOLOv8n model, a new EIou (enhanced intersection over union) method is used. Through optimization of loss function and structural constraints on sleeper counting, a sleeper object detection model YOLOv8n\_SC is proposed based on the improved YOLOv8n model. A structural optimization algorithm is innovatively introduced, and the sleeper counting issue when sleepers are split across two adjacent images is solved, and structural constraints are provided to mitigate missed and duplicate detections. Taking a city metro line in Guangzhou as an example, the improved YOLOv8n\_SC model is applied to detect sleepers and electronic tags along the line and perform mileage correction. Thus, the scenarios of sleeper positioning missed and false detections are greatly improved. [Result & Conclusion] The improved and constrained sleeper positioning model YOLOv8n\_SC significantly enhances sleeper positioning accuracy, achieving a sleeper-level precise mileage positioning method with 100% accuracy. Without requiring additional system equipment, the YOLOv8n\_SC model improves the mileage accuracy of the inspection image acquisition system, providing strong practical feasibility.

**Key words** rail transit; sleeper positioning; target recognition; mileage correction; structural constraints

随着我国城市轨道交通运营里程的快速增长,轨道检测对高精度里程定位的需求日益迫切。轨枕作为轨道几何参数检测的基准参照系,其定位精度直接决定了线路病害的空间标定准确性及维修资源的投放效率<sup>[1-5]</sup>。

在轨道动态检测中,精确的里程定位是保障缺陷空间定位精度的核心要素。现行主流技术方案

\* 中国城市轨道交通协会科研重点专项(CAMET-KY-2022004);中国铁道科学研究院集团有限公司科研基金课题(AJG23Y170)

呈现多元化特征,其工程适用性存在显著差异<sup>[6-7]</sup>:多普勒测速系统克服了列车蠕动、空转造成的累计误差,但对环境要求较高;基于脉冲编码和应答器组合的定位系统会产生较大累计误差;基于RFID(射频识别)的技术在地铁应用较多,但存在一定的延时和干扰。

当前轨道图像检测领域存在显著的“重扣件、轻轨枕”的研究失衡现象,传统方法如HOG(方向梯度直方图)<sup>[8]</sup>等人工特征提取算法因存在泛化性能受限、易受环境干扰等问题,难以满足复杂场景的需求<sup>[9-12]</sup>。当前很多轨道交通线路部署了轨道视频巡检系统,为基于图像的轨枕定位研究提供了有力支撑。

本研究提出的亚像素级轨枕定位方法,通过结构约束算法提高了轨枕定位精度,结合电子标签二次校正技术可动态消除累计误差,使轨道缺陷定位精度提升至厘米级。基于轨枕位置基准的多源数据融合分析,可建立轨道几何形变与轨枕位移的耦合模型,实现钢轨波磨、轨距扩缩等典型病害的AI(人工智能)诊断,相比传统方法可减少80%人工复核时间,为轨道状态预测性维护提供了高精度空间基准,可支撑“检测-诊断-整治”闭环的智能化快速运维决策。

## 1 轨道视频巡检系统

轨道视频巡检系统主要由“图像采集与处理系统”“里程定位系统”2个部分组成。轨道视频巡检系统结构示意图如图1所示。

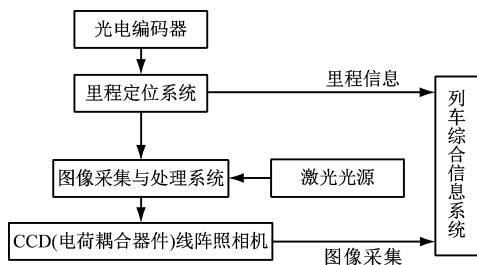


图1 轨道视频巡检系统结构示意图

Fig. 1 Diagram of track video inspection system structure

### 1.1 里程定位系统

以广州某市域地铁线路数据为测试对象,其轨道视频巡检系统采用轴箱的光电编码器对列车运行速度进行采集,每整公里处安装RFID技术电子标签,阅读器通过读取电子标签数据,对每整公里处的位置进行校正。

在经过电子标签处,由于各设备的处理过程及传输时延,部分位置会有10 m左右的偏差。此外,时延也与列车运行速度相关,且由于每次采集时列车运行速度不同,时延也会存在一定差异,二次经过同一电子标签位置处的里程位置会存在1张图像的偏差。故而,经过电子标签时还需考虑修正时延。以上因素导致轨道视频巡检系统的里程定位存在一定误差<sup>[13-14]</sup>。

### 1.2 图像采集系统

轨道视频巡检系统采用CCD线阵照相机进行图像采集,以一维动态进行测量,只有1行像素,当前巡检照相机1行有2 048个像素值。照明系统采用红外线性激光光源对轨道表面进行照射,在左右钢轨上方的转向架上各安置一组照相机和光源。当前的CCD线阵照相机以轴箱脉冲编码器的脉冲信号作为采集触发,使采集的2行像素等间距。设置脉冲触发采样,采样按每走行1 mm采样1行,即采样间隔为1 mm。当前采样为2 000行保存为1帧图像,即实际图像大小为2 048 mm×2 000 mm。

## 2 YOLOv8n 目标检测模型改进

### 2.1 YOLOv8n 模型概述

当前YOLOv8n模型在公开的COCO数据集上的检测结果显示,其检测的准确率和速度都超过其他YOLO系列模型。YOLOv8n模型主要由Head(检测头)、Neck(特征融合)、Backbone(主干网络)3个模块组成。Backbone模块主要用于图像特征提取,由CBS(卷积-批归一化-激活函数模块)、C2f(跨阶段部分特征融合模块)、SPPF(空间金字塔快速池化)等子模块组成。Neck模块将采样方法与底层特征进行融合,可实现多尺度语义和多分辨率信息融合。Head模块主要用于多尺度目标检测,将Neck模块的特征信息解耦得出目标类别和位置信息。

### 2.2 损失函数优化

YOLOv8n模型的损失函数 $L$ 由边框损失 $L_{\text{box}}$ 、类别损失 $L_{\text{cls}}$ 和分布焦点损失 $L_{\text{DFL}}$ 3个部分组成,其计算式为:

$$L = L_{\text{box}} + L_{\text{cls}} + L_{\text{DFL}} \quad (1)$$

在边框损失函数中,CIoU(完全交并比)下,完全交并比的边框损失函数 $L_{\text{CIoU}}$ 的计算式为:

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - J_{\text{IoU}} + \frac{\rho^2(b_{\text{yc}}, b_{\text{zs}})}{l^2} + \alpha\nu \quad (2)$$

式中:

$\rho(\cdot)$ ——欧式距离;

$J_{IoU}$ ——预测框与真实框的交并比;

$b_{yc}$ ——预测框的中心点;

$b_{zs}$ ——真实框的中心点;

$l$ ——最小预测框和真实框的对角线长度;

$\alpha$ ——权重函数;

$\nu$ ——用来衡量长宽比的相似性。

$L_{CIoU}$ 通过引入衡量预测框的长宽比因子来提升回归精度,反映的是横纵比的差异,而不是与真实宽高的关系,使回归较好的样本不能进一步收敛,导致模型训练收敛慢,回归的预测框精度不够。因此,采用 EIoU(增强交并比)方法进行惩罚约束,通过拆分 CIoU 惩罚项,分别计算目标框和锚宽的长宽,宽高损失采用目标盒与锚盒的宽高差值的最小值。设增强交并比的边框损失函数为  $L_{EIoU}$ ,其计算式为:

$$L_{EIoU} = 1 - J_{IoU} + \frac{\rho^2(b_{yc}, b_{zs})}{l^2} + \frac{\rho^2(b_{yc}, b_{zs})}{w_{kd}^2} + \frac{\rho^2(b_{yc}, b_{zs})}{h_{gd}^2} \quad (3)$$

式中:

$w_{kd}$ ——包含 2 个回归框的最小外接框的宽度;

$h_{gd}$ ——包含 2 个回归框的最小外接框的高度。

由于轨枕特征具有很强的长宽关系,通过改进后的 EIoU 方法,引入真实的长宽关系,能更精确地定位出轨枕区域,且 YOLOv8n 模型能更快地收敛到轨枕大小。

### 3 轨枕的精确定位与计数结构优化

#### 3.1 轨枕的精确定位方法

巡检采集到的轨枕图像样例如图 2 所示。首先将当前的轨枕图像输入 YOLOv8n 模型进行目标检测,进而识别出图像中的轨枕和电子标签。将轨枕和电子标签总数记为  $N$ ,轨枕中心点为  $(w_{x_{i,k}}, l_{y_{i,k}})$ ,其中:  $w_{x_{i,k}}$  为第  $i$  个巡检图中第  $k$  个轨枕中心点离图像最左边像素的距离(单位为 mm),  $x_{i,k} \in (0, 2048)$ ;  $l_{y_{i,k}}$  为第  $i$  个巡检图像中第  $k$  个轨枕中心点离图像最下方像素的距离(单位为 mm),  $y_{i,k} \in (0, 2000)$ ,  $k \in (0, N)$ 。

依据里程变化,对  $l_{y_{i,k}}$  进行排序,以此计算当前检测出的每个轨枕的精确里程,以及与上一个轨枕的间距  $d$ 。通过图像给出的初始里程和每个轨枕的

间距,可计算出全线的轨枕里程。

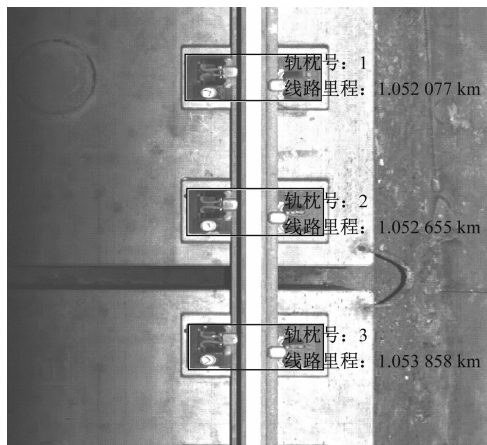
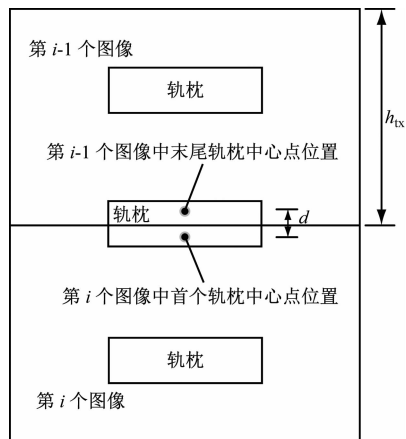


图 2 巡检采集到的轨枕图像样例

Fig. 2 Sample image of sleepers collected for inspection

#### 3.2 轨枕计数的结构优化

当前由于采用 CCD 线阵照相机每采集 2 m 保存 1 张图像,每次检测时会出现轨枕被分割在前后 2 张图像中的现象,即 1 根轨枕在前后图像中都能被检测到,这极大影响了轨枕计数和里程修正的准确性,导致误检率偏大。轨枕被分割示意图如图 3 所示。



注:  $d$ —第  $i-1$  个图像、第  $i$  个图像轨枕中心点间距;  $h_{ix}$ —图像高度。

图 3 轨枕被分割示意图

Fig. 3 Diagram of sleeper being split

由于轨枕的分布整体上是等间距的,本研究创新地引入了结构优化算法,充分考虑了轨枕图像前后帧的数据关联关系,对重复检测和漏检问题进行了结构化约束补齐,思路如下:

1) 首先对巡检图像的轨枕进行目标检测,把图像中的轨枕和电子标签识别出来,对检出的目标按里程大小进行排序和判别。前 1 张检测图像的最后



1 根轨枕的中心点的里程位置为  $l_{y_{i-1,k}}$ , 当前图像首根轨枕中心点的里程位置为  $l_{y_{i,1}}$ 。当  $d$  在一定阈值范围内时, 对轨枕进行累加和里程计算。即当  $60 \text{ cm} \leq d \leq 100 \text{ cm}$  时, 才对轨枕进行定值累加, 定值为  $60 \text{ cm}$ ;  $d < 60 \text{ cm}$  时不进行计算;  $d > 100 \text{ cm}$  时, 按标准轨枕间距  $60 \text{ cm}$  四舍五入取倍数, 即当  $d = 120 \text{ cm}$  时, 轨枕累积计数为 2 个, 计算轨枕数和里程。

2) 里程校正方法, 当检测出的目标为电子标签时, 当前里程进行取整, 轨枕数重置为零, 重新计算轨枕编号。

通过累加轨枕的设定固定值, 保障了后续多次检测数据的一致性。依据计算出的  $d$  来优化目标检测出的类内约束, 从而使轨枕精确定位方法更加可靠和稳定。轨枕结构优化算法流程如图 4 所示。

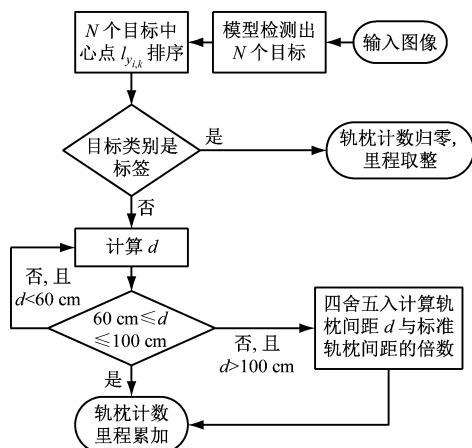


图 4 轨枕结构优化算法流程

Fig. 4 Flow chart of sleeper structure optimization algorithm

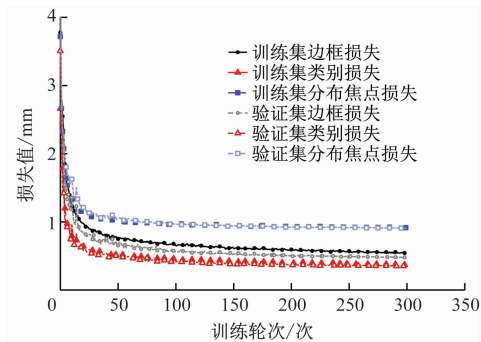
## 4 试验结果与分析

### 4.1 试验环境

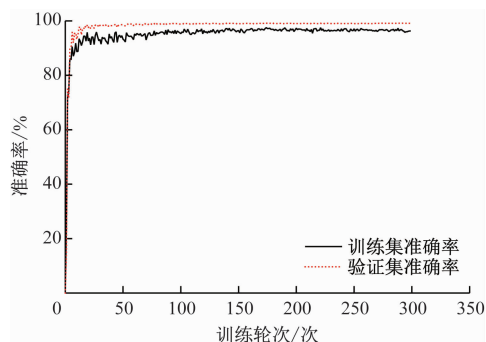
数据采集从原始的巡检图像中随机挑选, 采用近 1 年的巡检图像数据。

### 4.2 目标检测模型训练结果与分析

YOLOv8n 模型训练过程如图 5 所示, 模型经过 200 个轮次的训练后已达到稳定, 损失函数也达到最小。到第 299 个训练轮次时, 由于损失函数变化非常小, 模型停止训练, 最终模型的准确率达到  $0.992 P_{mA} @ 0.5$  (即  $J_{IoU}$  阈值为 0.5 时模型的精度均值为 99.2%)。通过改进损失函数后, 模型的最终损失函数与小目标标签类别的检测准确率相比提高了 0.2%, 总的准确率达到  $0.994 P_{mA} @ 0.5$ 。



a) 损失值



b) 准确率

图 5 YOLOv8n 模型训练过程

Fig. 5 Training process of YOLOv8n model

以广州某市域地铁线路为例, 其线路总长度为 58.694 km, 线路总计 96 307 根轨枕 (约 1 700 根/km), 电子标签设置数量为 1 个/km。采用目标检测模型 YOLOv8n 对轨枕进行计数和整公里校正, 模型改进前后检测结果对比如图 6 所示。

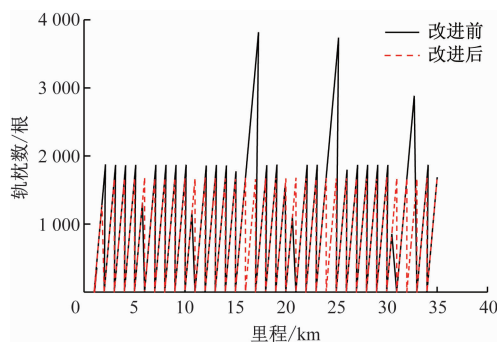


图 6 模型改进前后检测结果对比

Fig. 6 Comparison of inspection results before and after model improvement

YOLOv8n 模型经过损失函数改进和轨枕计数的结构约束优化后记为 YOLOv8n\_SC 模型。改进后的 YOLOv8n\_SC 模型对线路轨枕和电子标签进行了检测和里程校正, 由图 6 可知: 改进前, 比实际多检测轨枕逾 150 根/km, 且对电子标签误检和漏

检多次;改进后,轨枕数约为 1 700 根/km,与现场一致,改进后全线总计检出 96 307 根轨枕,准确率为 100%。未改进算法时总计检测轨枕数为 101 152 根,其中准确检测数为 94 875 根,由于轨枕分割导致的误检数为 4 629 根,漏检数为 1 648 根,准确率为 93.8%。模型改进前后的试验结果对比如表 1 所示,模型改进前后的检测效果对比如图 7 所示。

表 1 模型改进前后的试验结果对比

Tab.1 Comparison of experimental results before and after model improvement

模型	$P_{mA}@0.5$	轨枕检测精度/%	FPS/Hz
YOLOv8n	0.992	93.8	78
YOLOv8n_SC	0.994	100.0	72

注:FPS—帧/s。

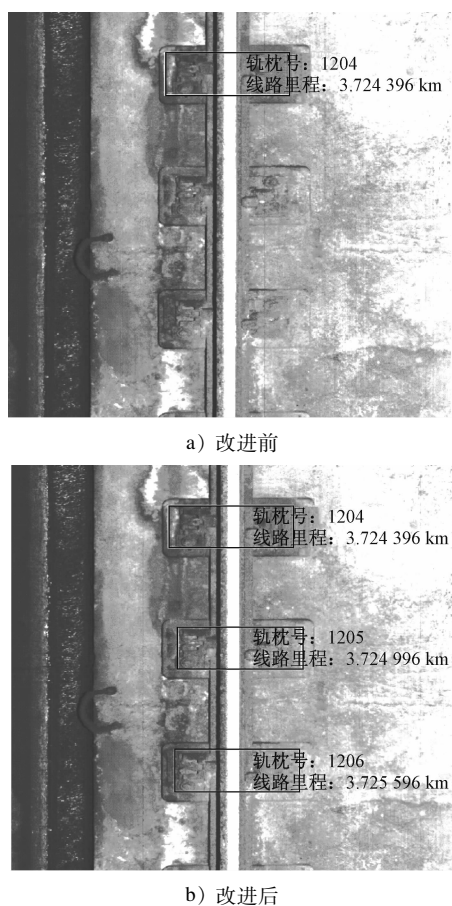


图 7 模型改进前后的检测效果对比

Fig.7 Comparison of detection performance before and after model improvement

## 5 结语

精确的里程信息在轨道检测中发挥着重要作用。目前,经过电子标签和轴箱脉冲计数的里程计

算导致的里程不准确性逾 10 m/km,且检测数据的一致性还有待提升。为解决轨道巡检图像里程不准确的问题,本文基于 YOLOv8n 模型,使用全新的方法,提出了一种基于改进 YOLOv8n 模型的轨枕目标检测模型 YOLOv8n\_SC,并通过引入轨枕的结构信息优化模型,对检测的轨枕进行约束和补齐,大幅减少了对轨枕的漏检和误检。经过改进后的模型测试,全线轨枕的检测准确率达到 100%。但由于电子标签图像比较小,检测上易受干扰,后期将考虑改进基于图像标签的整公里校正识别方法。

## 参考文献

- [1] 段启楠. 基于二维三维视觉的轨道巡检系统研究[J]. 铁道工程学报, 2025, 42(3): 85.  
DUAN Qinan. Research on railway inspection system based on 2D and 3D vision [J]. Journal of Railway Engineering Society, 2025, 42(3): 85.
- [2] 倪海波. 车载式轨道巡检检测装置在城际铁路中的应用[J]. 轨道交通装备与技术, 2023(1): 12.  
NI Haibo. Application of vehicle-mounted rail routing inspection device on intercity railway [J]. Rail Transportation Equipment and Technology, 2023(1): 12.
- [3] 田珂. 基于机器视觉的道岔清砟机智能控制系统关键技术研究[D]. 西安: 长安大学, 2024.  
TIAN Ke. Research on key technologies of intelligent control system of turnout ballast cleaning machine based on machine vision [D]. Xi'an: Changan University, 2024.
- [4] 胡启正, 余立伟, 谢智多. 基于云计算技术的信号集中监测系统架构设计方案[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(2): 185.  
HU Qizheng, YU Liwei, XIE Zhiduo. Architecture design scheme of signal centralized monitoring system based on cloud computing technology [J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(2): 185.
- [5] 易湖. 基于道钉中心点定位的几何结构特征轨道扣件定位算法研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2022.  
YI Hu. Research on geometric structure feature and track fastener location algorithm based on spike center point location [D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2022.
- [6] 顾家泉. 基于信标的降级运行列车定位及防护方案[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(11): 48.  
GU Jiaquan. Degraded operation train positioning and protection scheme based on beacons [J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(11): 48.
- [7] 赵旻杰, 郭子明, 沈喆, 等. 基于轮轴蠕滑率检测的列车测速方法[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(4): 220.  
ZHAO Minjie, GUO Ziming, SHEN Zhe, et al. Train speed measurement approach based on wheel-axle creep rate detection [J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(4): 220.

- [8] KUANG H L, CHAN L L H, YAN H. Multi-class fruit detection based on multiple color channels[C]//2015 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR). Guangzhou, China. New York: IEEE, 2015: 1.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08) [2025-03-30]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767v1>.
- [10] TAN M, PANG R, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2020: 10778.
- [11] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971.
- [12] XIA Y, XIE F, JIANG Z. Broken railway fastener detection based on AdaBoost algorithm[C]//2010 International Conference on Optoelectronics and Image Processing. Haikou: IEEE, 2010: 313.
- [13] 李德祥, 王林美, 王曙. 城市轨道交通列车运行数据实时压缩方案[J]. 城市轨道交通研究, 2025, 28(1): 253.  
LI Dexiang, WANG Linmei, WANG Shu. Real-time compression scheme for urban rail transit train operation data[J]. Urban Mass Transit, 2025, 28(1): 253.
- [14] 杨俊义, 贾子治, 高祥. 基于位置切换判定行程的地铁智慧售检票系统建设研究[J]. 城市轨道交通研究, 2025, 28(3): 299.  
YANG Junyi, JIA Zizhi, GAO Xiang. Construction of metro smart ticketing system based on location-switching travel determination[J]. Urban Mass Transit, 2025, 28(3): 299.
- [15] 刘克伟, 高利华, 王伊多, 等. 适用于既有城市轨道交通线路的车辆在线监测系统[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(11): 230.  
LIU Kewei, GAO Lihua, WANG Yiduo, et al. Vehicle online monitoring system applicable to existing urban rail transit lines[J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(11): 230.
- [16] 李洋, 俞璞涵, 麻全周. 城市轨道交通车载综合里程同步系统高精度里程赋值的关键技术[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(10): 133.  
LI Yang, YU Puhan, MA Quanzhou. Key technologies for high-precision mileage assignment in urban rail transit on-board integrated mileage synchronization system[J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(10): 133.
- [17] 杨进, 潘立康, 陈钢. 基于视觉感知的轨道交通站台间隙障碍物检测研究[J]. 电工技术, 2024(9): 57.  
YANG Jin, PAN Likang, CHEN Gang. Study on visual perception-based obstacle detection in platform gap of rail transit[J]. Electric Engineering, 2024(9): 57.
- [18] 刘超, 李申, 苏成, 等. 面向轨道交通管理系统的实时数据共享平台技术[J]. 城市轨道交通研究, 2025, 28(3): 303.  
LIU Chao, LI Shen, SU Cheng, et al. Real-time data sharing platform technology for rail transit management systems[J]. Urban Mass Transit, 2025, 28(3): 303.
- [19] 黄涛, 张军贤, 蔡正凯, 等. 基于机器视觉技术的城市轨道交通列车定位与测速系统研究[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(7): 8.  
HUANG Tao, ZHANG Junxian, CAI Zhengkai, et al. Research on urban rail transit train positioning and speed measurement system based on machine vision technology[J]. Urban Mass Transit, 2022, 25(7): 8.
- [20] 雷智铭. 基于3D机器视觉的轨道扣件扣压力状态快速检测技术研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2023.  
LEI Zhiming. Research on rapid detection techniques for rail fastener tension state based on 3D machine vision[D]. Nanchang: Nanchang University, 2023.
- [21] 崔晓宁, 王起才, 李盛, 等. 基于YOLO-v5的双块式轨枕裂缝智能识别[J]. 铁道学报, 2022, 44(4): 104.  
CUI Xiaoning, WANG Qicai, LI Sheng, et al. Intelligent recognition of cracks in double block sleeper based on YOLO-v5[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(4): 104.
- [22] 王亚周, 代志辉. 城市轨道交通营业线短轨枕整体道床病害整治工艺研究[J]. 建筑技术开发, 2025, 52(3): 63.  
WANG Yazhou, DAI Zhihui. Research on the treatment process of overall track bed diseases of short sleepers for urban rail transit business lines[J]. Building Technology Development, 2025, 52(3): 63.
- 收稿日期:2025-01-11 修回日期:2025-03-30 出版日期:2025-07-10  
Received:2025-01-11 Revised:2025-03-30 Published:2025-07-10  
· 第一作者:闫晓夏,副研究员,1104506946@qq.com  
通信作者:郭建钦,助理研究员,643781816@qq.com  
· ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议  
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

欢迎访问《城市轨道交通研究》网站

www.umat1998.tongji.edu.cn